

# 単一画像からパラメトリックファーを用いて 毛皮の3次元形状を再構成するシステムの提案

村松知弥<sup>†1</sup> 五十嵐悠紀<sup>†1</sup>

**概要:** 本稿では、3次元コンピュータグラフィックス(3DCG)において単一の毛皮画像から毛皮の3次元形状(ジオメトリ)を再構成するシステムを提案する。提案手法では、与えられたパラメータによって振る舞いが変わるパラメトリックファーを利用した。事前に各パラメータに対してランダムな値を付与しレンダリングしたデータセット画像とターゲット画像との類似度を基にパラメータを自動的に推定することで毛皮の3次元ジオメトリを生成する。提案システムを使うことで、これまで知識や時間を必要とした毛皮のパラメータの設定に対して、再現したい毛皮の単一画像を準備するだけで行うことができるようになる。

## 1. はじめに

3次元コンピュータグラフィックス(3DCG)においてリアルな毛皮の表現は重要な要素である。毛皮の表現の代表的な手法の一つとしてパラメトリックファーを使ったものがある。パラメトリックファーとは、密度や長さ、束なりといった様々なパラメータを持っており、そのパラメータの数値に基づいて毛の束であるストランドをプロシージャルに生成するものである。しかし、この手法の問題点として望ましい見た目の結果を得るためのパラメータの設定の困難さがある。通常は専門家が経験や試行錯誤をもとにパラメータを設定している。

本稿では、対象である毛皮をキャプチャした一枚の画像からパラメータを自動推定する手法を提案する。まず、既製のファーレンダラーにてパラメトリックファーモデルを作成する。それに対し自動ですべてのパラメータをランダムに設定し CSV ファイルにパラメータセットを書き出したものとレンダリング画像をまとめたものをデータセットとして用意する。ターゲット画像とデータセット内のすべてのレンダリング画像との画像類似度を計算し、最も類似度が高かったレンダリング画像のパラメータを採用することとした。この手法により、これまで知識や時間を必要とした毛皮のパラメータの設定に対して、再現したい毛皮の単一画像を準備するだけで行うことができるようになる。

## 2. 関連研究

単一画像から毛皮のジオメトリの再構成を行う関連研究として Noh によるパラメトリックファーを用いたものがある[1]。この研究では、事前学習済みネットワークによりパラメータセットを推定する。そのパラメータセットが適用されたパラメトリックファーをレンダリングしターゲット画像との類似度を計算する。この類似度をもとに最適化ステップを行っていくことで望ましい外観に近づくという

手法である。

この手法の問題点は、最適化ステップの際にレンダリングをする必要があるため時間がかかってしまうことである。また、目的の画像に対応するパラメータセットが存在することが保証されておらず、極端な場合ジオメトリの推定に失敗することもある。

そこで本手法では、事前にランダムなパラメータを所持する大量のレンダリング画像データセットを準備しておき、それらとの類似度を使用することで計算時間の削減を試みる。また、パラメータの設定だけでは表現不可能であるしなりといった重力による自然な表現を再現するために、ランダムな時間だけシミュレーションを行うことで表現の拡張を試みた。

## 3. 手法

### 3.1 実装

提案手法の実装は Python3 を用いた。既成のファーレンダラーとして Blender を使用するとともに提案システムを Blender のアドオン形式で実装した。

### 3.2 データセット

Blender においてパラメトリックファーモデルに設定可能なパラメータは多数あるが、現段階の実装では 16 個のパラメータを実装した。各パラメータの名前と範囲を表 1 に示す。

### 3.3 パラメータ推定

パラメータは入力画像とデータセット内のレンダリング画像のコサイン類似度に基づいて推定する。

ここでコサイン類似度は、入力画像を事前学習済みネットワーク VGG[2]に入力し、出力された画像特徴を計算して得る。計算時には入力画像はグレースケールに変換する。データセット内のレンダリング画像の例を図 1 に示す。

<sup>†1</sup> 明治大学 総合数理学部 先端メディアサイエンス学科

表 1 ファーパラメータとその値の範囲

名前	最小	最大	制約
Number	1000	100000	
Children Number	1	100	Hair Total / Number
Virtual Parents	0	1	
Length	0.5	2	
Tangent Factor	0	0.5	If Tangent Random = 0
Tangent Random	0	0.5	If Tangent Factor = 0
Sim Time	0	50	
Clump Factor	-1	1	
Clump Shape	-0.999	0.999	
Clump Noise	0	10	
Kink Amplitude	0	0.5	If Kink Type ≠ NONE
Kink Clump	0	1	
Kink Flatness	0	1	
Kink Frequency	0	2	
Kink Shape	-0.999	0.999	

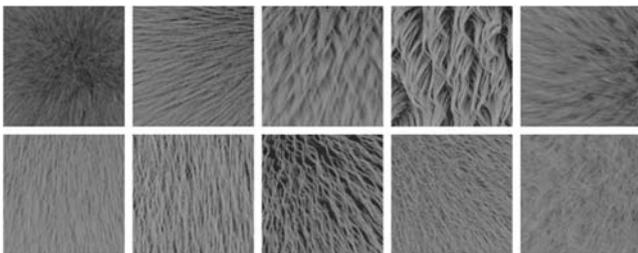


図 1 データセット内のレンダリング画像の例

現段階の実装ではデータセット内 1000 枚のレンダリング画像とのコサイン類似度を計算し、最も値の大きかった画像のパラメータセットを採用した。

#### 4. 結果

提案手法を評価するために、インターネットに掲載されている毛皮画像を用いて単一画像からジオメトリの再構成を行った。使用したテスト画像は毛皮を真上からキャプチャしたもので、正方形にクロップして使用した。テスト画像の例を図 2 に示す。また、テスト画像を使った実験の結果 3 つを図 3 に示す。

関連研究[1]ではパラメータの最適化に1時間以上かかるが、本手法では2分から5分ほどで推定することが出来た。類似度の値としては実用可能な値には安定して至ることは

できていないが、データセット内の画像枚数を増やす、パラメータの種類、範囲の設定を模索することでよりパラメトリックファーモデルの表現の幅が広がり、再現度が高くなると考えられる。



図 2 テスト画像の例

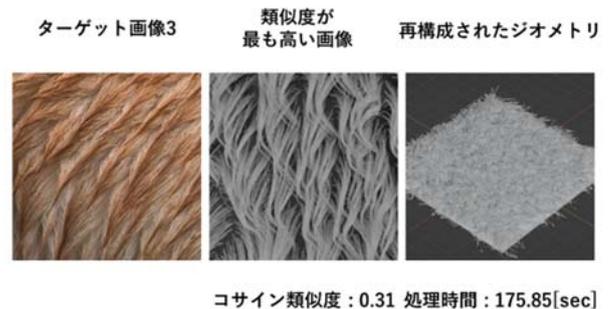
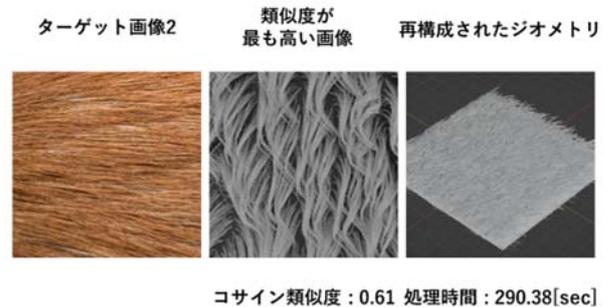


図 3 3つの例でのテスト結果

#### 5. まとめと今後の課題

本稿ではパラメトリックファーを用いて単一のキャプチャ画像から毛皮の3次元形状を再構成するシステムを提案した。これまで知識や時間を必要とした毛皮のパラメータ

の設定に対して、再現したい毛皮の単一画像を準備するだけで数分で結果を得られるようになった。

今後の課題としては、精度の向上の検討のほか、現状ではターゲット画像が真上からキャプチャしたものに限定されているため、オクルージョンがある、低画質であるといったより品質の悪い画像でも再構成可能になるように検討していく。

## 参考文献

- [1] Seung-Tak Noh, Kenichi Takahashi, Masahiko Adachi, Takeo Igarashi. Parametric fur from an image. *The Visual Computer*, **37**, 1129-1138 (2021).
- [2] Karen Simonyan, Andrew Zisserman. Very Deep Convolutional Networks for Large-Scale Image Recognition. In Proceedings of 3rd International Conference on Learning Representations, (ICLR 2015), 2015.